

## 基于进化算法的多用户检测器

阎石 吕振肃

(兰州大学信息科学与工程学院 兰州 730000)

**摘要** 粒子群算法 PSO 遗传算法(Particle Swarm Optimization)是由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的一种新的进化算法, PSO 能够以一种更简便、快速的方式来完成和遗传算法(GA)一样的功能。本文在 PSO 算法思想的基础上提出了两种新的多用户检测算法: BEP(Binary Evolution Programming)算法, BPSO(Binary PSO, BPSO)算法。分别基于这两种算法构造了新的多用户检测器。仿真结果表明,这两种新的多用户检测器的抗误码性能比传统多用户检测器和基于遗传算法的多用户检测器都好,并且新的检测器的收敛速度明显比遗传算法检测器快。

**关键词** 多用户检测, 遗传算法, 进化规则, 粒子群优化算法

中图分类号: TN914.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)02-0223-05

## Multuser Detector Based on Evolutionary Algorithm

Yan Shi Lü Zhen-su

(College of Information Science and Engineering, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China)

**Abstract** A new method named Particle Swarm Optimization (PSO) has been proposed by Kennedy and Eberhart (1995) and it can accomplish the same goal as GA in a new and faster way. In this paper a new binary algorithm, which derives from conventional PSO conception and named BEP algorithm, has been proposed. Then the BEP and Binary PSO (BPSO) have been applied to solve the multuser detection problems in the CDMA system. The simulation results proved that BEP Detector (BEPD) and BPSO Detector (BPSOD) have better capability against error bit and converge more quickly than Conventional Detector (CD) and GA Detector (GAD).

**Key words** MUD, Genetic algorithm, Evolution programming, Particle swarm optimization

### 1 前言

众所周知,码分多址(CDMA)系统是一种干扰受限系统。由于多个用户的信号之间存在一定的相关性,即扩频地址码不正交,从而产生多址干扰(Multiple Access Interference, MAI)。多用户检测(Multuser Detection, MUD)是解决 MAI 的最有效的方法之一。

1986年,Verdu提出了最佳多用户检测(OMD)<sup>[1,2]</sup>,但是其运算复杂度随着用户数的增长成指数增长,即是一个NP问题,所以并不能实际应用。为了使多用户检测能够实用化,人们将工作的重点集中在性能接近最佳多用户检测器而计算复杂度较低的次最佳多用户检测器上。1989年,Lupas等在文献[3]中提出了一种解相关的多用户检测器,其计算复杂度是线性的,克服了文献[1,2]中的NP问题。但是在消除多址干扰的同时,也放大了背景噪声,在低信噪比时,误码率会略高于传统接收机。为了克服这个缺点,Madhow等提出了

MMSE多用户检测器<sup>[4]</sup>,这种检测器在消除码间干扰和放大背景噪声之间取了一个较好的折衷。

目前国内一些学者对于一些基于分布式并行处理的智能算法多用户检测器的研究做出了不少贡献。如张贤达等人提出了基于支持向量基的多用户检测方法<sup>[5]</sup>,这种检测方法的性能明显比自适应MMSE(MMSE算法的改进型)的性能高,不仅训练次数少,而且输出的SIR(信干比)高。焦李成等人提出基于进化径向基函数(RBF)神经网络的多用户检测方法,并在研究RBF网络自身特点的基础上引入了免疫进化算法,提出了基于免疫RBF神经网络的多用户检测算法<sup>[6]</sup>。免疫神经网络的收敛速度大大提高,提高了多用户检测的实时性。

随着进化规则(Evolution Programming)<sup>[7]</sup>,遗传算法(Genetic Algorithm)在各个领域的应用,不少学者也开始将其引进到了多用户检测领域。而粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法<sup>[8]</sup>是1995年由Eberhart和Kennedy

提出的一种新的全局优化进化算法。本文在粒子群优化算法的基础上设计了两种新的二进制进化算法,并将其应用于多用户检测问题。仿真结果显示,这种新的算法比简单遗传算法的误码率更低,收敛速度更快。

## 2 同步 CDMA 系统模型

我们知道,在  $K$  个用户的加性高斯白噪声的信道中,同步 CDMA 系统的匹配滤波器组的输出为

$$\left. \begin{aligned} y_1(t) &= \int_0^T r(u) s_1(t-u) du \\ &\vdots \\ y_k(t) &= \int_0^T r(u) s_k(t-u) du \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中  $s_k(t)$  是第  $k$  个用户的扩频波形,  $r(t)$  是接收机接收到的信号:

$$r(t) = \sum_{k=1}^K A_k b_k s_k(t) + \sigma n(t), \quad t \in [0, T] \quad (2)$$

式中  $T$  是字符间隔(即码元间隔);  $b_k(j)$  是第  $k$  个用户发送的字符序列(即信息序列);  $A_k$  表示第  $k$  个用户的信号幅值;  $n(t)$  是单位功率谱密度的高斯白噪声。将式(2)代入式(1),整理可得第  $k$  个匹配滤波器的离散时间输出  $y_k(i)$  表达式

$$y_k(i) = A_k b_k(i) + \sum_{j=1, j \neq k}^K A_j b_j(i) \rho_{jk} + n_k \quad (3)$$

式中

$$\rho_{jk} = \int_0^T s_j(t) s_k(t) dt \quad (4)$$

$$n_k = \sigma \int_0^T n(t) s_k(t) dt \quad (5)$$

令  $s = [s_1, \dots, s_K]^T$ ,  $A = \text{diag}[A_1, \dots, A_K]$ , 且记归一化的互相关矩阵

$$\mathbf{R} \stackrel{\text{def}}{=} E\{ss^T\} = [\rho_{jk}]_{j,k=1}^K \quad (6)$$

知其对角线元素  $\rho_{ii} = 1$ , 则式(1)可用向量表示为

$$\mathbf{y} = \mathbf{R} \mathbf{A} \mathbf{b} + \mathbf{n} \quad (7)$$

且

$$E\{\mathbf{n} \mathbf{n}^T\} = \sigma^2 \mathbf{R} \quad (8)$$

Verdu 于 1986 年提出最大似然估计法中<sup>[1]</sup>, 把字符向量  $\mathbf{b} = [b_1, b_2, \dots, b_K]^T$  的联合最佳解调看作是一个  $K$  元决策问题, 从而得出求解  $\mathbf{b}$  等价于求式:

$$\mathbf{J}(\mathbf{b}) = 2\mathbf{b}^T \mathbf{A} \mathbf{y} - \mathbf{b}^T \mathbf{H} \mathbf{b} \quad (9)$$

最大化。式中  $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_K]^T$ ,  $\mathbf{A} = \text{diag}[A_1, \dots, A_K]$ ,

$\mathbf{H} = \mathbf{A} \mathbf{R} \mathbf{A}$ 。

其中  $y_k = \int_0^T s_k(t) r(t) dt$ 。

## 3 BEP 和 BPSO 算法

遗传算法(GA)和粒子群优化算法(PSO)都是来源于进化计算,同样基于群体(这里称作粒子群)与适应度的概念,群体中每个个体(这里称作粒子)代表一个可能解。而粒子群算法中每个粒子具有位置和速度两个特征,速度其实又是由上一代粒子的位置求出的特征。粒子位置坐标对应的目标函数值即可作为该粒子的适应度。算法通过适应度来衡量粒子的优劣。算法首先初始化一群随机粒子,然后通过迭代找到最优解。在每一次迭代中,粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己。一个是粒子本身所找到的最优解,即局部最优解 pBest; 另一个是整个粒子群目前找到的最优解,称之为全局最优解 gBest。

粒子在找到上述两个极值后,就根据下面两个公式来更新自己的速度与位置:

$$v_{id} = w v_{id} + c_1 \varphi (p_{id} - x_{id}) + c_2 \varphi (p_{gd} - x_{id}) \quad (10)$$

$$x_{id} = x_{id} + v_{id} \quad (11)$$

其中,  $v_{id}$  是第  $i$  个粒子的速度向量的第  $d$  维分量,  $x_{id}$  是第  $i$  个粒子的当前位置向量的第  $d$  维分量,  $p_{id}$  是第  $i$  个粒子局部最优解 pBest 的位置向量的第  $d$  维分量,  $p_{gd}$  是全局最优解 gBest 的位置向量的第  $d$  维分量。  $\varphi$  是  $[0, 1]$  之间的随机数,  $c_1$  和  $c_2$  被称作学习因子,通常,  $c_1 = c_2 = 2$ 。  $w$  是加权系数,一般在 0.1 到 0.9 之间取值。在更新过程中,粒子每一维的最大速率限制在  $v_{\max}$  之内,粒子每一维的坐标也被限制在允许范围之内。同时, pBest 与 gBest 在迭代过程中不断更新,最后输出的 gBest 就是算法得到的最优解。

式(10)和式(11)对于一般的连续解空间的搜索是有效的,但是对于离散空间的问题是不适用的。考虑到多用户检测的问题通常是二进制的离散问题,所以我们必需对传统的粒子群算法进行相应的改进,来解决多用户检测问题。

速度参数  $v_{id}$  是用来改变粒子的位置的,而二进制中粒子的位置  $x_{id}$ , 是一个二进制数,如果继续使用式(10)和式(11)来更新粒子的位置,会破坏  $x_{id}$  的二进制性。所以,问题的关键是如何修改式(10)和式(11),以适应二进制  $x_{id}$  的更新过程。

### 3.1 二进制进化规则算法

显然粒子的位置  $x_i$ , 全局最优解 gBest 和个体的局部最优解 pBest 同样都是二进制的数字串。考虑到位置更新的过程,实际上就是粒子不断地向最优解靠近的过程。所以可以考虑让新粒子的  $x_{id}$  的值等于  $p_{gd}$  或者  $p_{id}$  的值。通过这样的

位置更新,可以完成粒子向 gBest 或 pBest 逐渐靠拢的过程。

当然一般都要求粒子在解空间的搜索是全面的,能够尽量搜索到解空间的每一个角落。这样就要求各个粒子能尽量以一种随机的方式运动,并最终找到全局最优解。那么,粒子位置的更新过程就是一个随机过程的问题。具体的说,粒子位置  $x_{id}$  的值是等于 gBest 的相应位  $p_{gd}$  的值还是等于 pBest 的相应位  $p_{id}$  的值是一个随机事件。在算法中由一个参数 Weight 来控制这个概率。通常,在对解空间进行搜索的开始阶段,各个粒子具有很大的个性,即初始化之后,粒子分布在解空间的各个角落。考虑到为了不轻易的丢失全局最优解的信息,此时应该让各个粒子以较大的概率向各个局部最优解 pBest 靠拢,这样可以保证各个粒子的个性,让它们先在自己所在区域附近搜索最优解。到了搜索的最后阶段,这时候基本上已经找了全局最优解的大概位置,此时,各个粒子应该集中在全局最优解 gBest 附近去搜索最终的最优解,即要求粒子以较大的概率向 gBest 靠拢。

综上所述,我们给出替换式(10)和式(11)的新的粒子更新位置的公式:

$$\text{Weight} = \text{gen}/\text{genMax} \quad (12)$$

$$\text{if } (\text{rand}() > 1/\exp(\text{Weight})) \text{ then } x_{id} = p_{gd};$$

$$\text{else } x_{id} = p_{id} \quad (13)$$

其中 gen 是当前粒子群的代数, genMax 是定义的最大的粒子群代数, rand() 是[0, 1]之间均匀分布的随机函数, exp() 是以 e 为底的指数函数。显然 Weight 是一个(0, 1]之间的实数,通过式  $1/\exp(\text{Weight})$  求得  $1/\exp(0)=1$  和  $1/\exp(1)=0.3679$ , 可将概率控制在(0.3679, 1)之间。即刚开始粒子以接近于 1 的概率向局部最优 pBest 靠拢,而到了最后阶段,以 0.3679 的概率向 pBest 靠拢,以 0.6321 的概率向 gBest 靠拢。

对于一个进化过程来说,一个粒子可以看作进化过程中的一个个体,而无论 gBest 还是 pBest 都是满足某种最优条件的优秀个体,粒子位置的二进制串就是个体的基因串。所以上述的粒子的位置的更新,对于一个进化过程来说,就是个体进化变异的过程。由于每次的变异同时保留了 gBest 和 pBest 的信息,这样看起来有点像是遗传算法(GA)中的交叉的过程,但其实又略有不同。交叉的过程一般是由上一代种群中选出某些优秀的个体来交叉它们的基因串,而本算法中的变异过程,每个新个体中保留的是上一代种群中的最优个体和这个个体进化过程中最优个体的信息。新个体用到了它自己进化过程中的基因信息,而不是只用到上一代的父代基因。因此,本算法只包含了个体的变异过程,而没有交叉过程。同时,大家注意到,在这个算法的过程中,没有出现像 PSO 算法中粒子速度  $v_{id}$  的参数。因此,作者认为此算法应该属于进化规则的范畴。所以将此算法命名为二进制进化规则 BEP(Binary Evolution Programming)。

### 3.2 二进制粒子群优化算法

对于如何修改式(10)和式(11)的问题,在BEP算法中,我们采用了舍弃粒子速度  $v_{id}$  这个参数的方式来解决。而参照Eberhart和Kennedy于 1997 年提出的离散二进制PSO理论<sup>[9]</sup>,我们可以重新定义速度  $v_{id}$  的含义来解决这个问题。

Eberhart等提出,速度  $v_{id}$  可以看作是某一个二进制位取 1 或者 0 的概率。这样粒子位置在每一位上的更新被限制在 0 和 1 上,而  $v_{id}$  表示的是  $x_{id}$  取值为 1 的可能性。也就是说,如果  $v_{id} = 0.20$ , 就是表示  $x_{id}$  取值为 1 的几率为 20%, 而  $x_{id}$  取值为 0 几率为 80%。由于二进制的限制,  $(p_{id} - x_{id})$  的计算结果为 -1, 0 或 +1, 这个结果可以被用来计算下一代的变化概率  $v_{id}$ 。这时,我们可以保持式(10)不变,只是现在的  $p_{id}$ 、 $p_{gd}$  和  $x_{id}$  都是二进制的,取值为 0 或者 1。考虑到  $v_{id}$  是位值变化的概率,必须被限制在[0, 1]之内。在本文中,用转换函数 sigmoid() 来限制它,以下简称为 S()。此外,一般可以用参数  $V_{\max}$  限制最终的某一位  $x_{id}$  取 0 或者 1 的概率,即  $|v_{id}| < V_{\max}$ 。假如  $V_{\max} = 6$ , 则通过式(15)可得变化概率将被限制在[0.0025, 0.9975]之间。由此,我们可以给出粒子位置更新公式如下:

$$\text{if } ( (|v_{id}| < V_{\max}) \& (\text{rand}() < S(v_{id})) ) \text{ then } x_{id} = 1;$$

$$\text{else } x_{id} = 0 \quad (14)$$

其中

$$S(x) = \frac{1}{1 + e^{-a(x-c)}} \quad (15)$$

通常取  $a = 1$ ,  $c = 0$ 。rand() 是[0, 1]之间均匀分布的随机函数。

这种算法是通过改进连续 PSO 算法中的粒子位置更新公式来适应二进制问题的一种新算法,所以作者暂时将此算法命名为二进制粒子群优化(Binary Particle Swarm Optimization)算法,以下简称为 BPSO 算法。

## 4 仿真结果

现在考虑一个 10 用户的严格功率控制下的同步 CDMA 系统。假设我们用 31 位 Gold 序列作为扩频码,采用高斯信道。

### 4.1 与传统检测器(CD)比较

在不同的信噪比(SNR)下,每个用户传送 3000 个 bit 后,分别用传统检测器(CD),二进制进化规则检测器(BEP Detector),二进制粒子群优化检测器(BPSO Detector)进行接收,三者的误码率如图 1 所示:

由图 1 可以看到,显然 BEPD 和 BPSOD 的抗误码性能比 CD 好,尤其是 10dB 以后,BPSOD 的抗误码性能显然比 BEPD 的还要好。

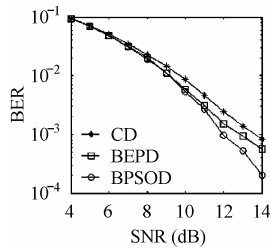


图1 CD, BEPD 和 BPSOD 误码

#### 4.2 与遗传算法检测器(GAD)比较

(1) 误码率 在不同的信噪比(SNR)下, 每个用户传送 3000 个 bit 后, 分别用 GAD, BEPD 和 BPSOD 进行接收, 误码个数如表 1 所示:

表 1 不同信噪比下 GAD, BEPD 和 BPSOD 比较

(共传输 10*3000 个 bit)					
SNR	4dB	5dB	6dB	7dB	8dB
GAD	2768	2072	1437	950	591
BEPD	2752	2057	1428	943	593
BPSOD	2748	2051	1424	926	566
SNR	9dB	10dB	11dB	12dB	13dB
GAD	344	178	104	50	33
BEPD	330	176	93	45	28
BPSOD	326	162	81	29	16

在相同信噪比, 传输相同的数据情况下 BEPD 和 BPSOD 的误码个数比 GAD 的少, 即 BEPD 和 BPSOD 的误码率更低, 抗误码性能更好。

(2) 收敛速度 在相同信噪比下(10dB), 不同的 GenMax(即迭代次数 Iteration)下, GAD, BEPD 和 BPSOD 的误码率如图 2 所示。由图 2 我们可以清楚地看到 BEPD 和 BPSOD 的收敛速度比 GAD 的收敛速度要快得多。GA 经过 50 代种群的迭代后收敛, 而 BEPD 和 BPSOD 在经过 20 步迭代后算法就已经收敛了。

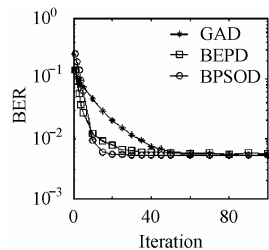


图 2 GAD, BEPD 和 BPSOD 率收敛速度

(3) 运行时间 在相同条件下, 每个用户传送 1000 bit 数据, 我们可以得到各个算法运行时间表, 如表 2 所示。我们注意到, 在计算相同迭代步数的情况下, BEP 的运行速度比 GA 和 BPSO 快得多, 迭代的次数越多, 这一现象越明显。这是由于 BEP 的算法结构非常简单, 既没有 GA 算法中

繁琐的进化步骤, 也不需在每次迭代的过程中计算 BPSO 算法中的“速度”参数。需要指出的是这些时间数据受客观条件的影响很大, 如计算机性能, 使用的仿真条件, 编程的具体代码等, 所以表 2 中数据仅供参考。作者得到表 2 中数据所进行的仿真的软硬件环境如下所示:

硬件 CPU: Inter Xeon(TM) Northwood Processor  
2.66GHz

内存: 512MB 266MHz DDR

硬盘: SEAGATE 36.4GB SICI 10Krpm

软件 Windows 2000 Professional

Matlab 6.5

表 2 不同迭代次数下各个检测器模拟运行时间表

GenMax	GA	BEP	BPSO
50	6' 17"	3' 37"	7' 06"
40	4' 51"	2' 58"	6' 00"
30	3' 47"	2' 16"	5' 08"
20	2' 32"	1' 36"	3' 25"
10	1' 30"	0' 56"	2' 00"

## 5 结束语

多用户检测是 CDMA 中的关键技术之一。本文中提出了两种新的多用户检测算法, 构造了新的多用户检测器。仿真结果证明, BEPD 多用户检测器和 BPSOD 多用户检测器, 抗误码性能更强, 并能够快速收敛。

在我们工作的过程中进行了大量的仿真实验, 遗憾的是没有得到严格的数学论证, 有待于进一步的理论研究来完善本文中提出的思想。

## 参考文献

- [1] Verdu S. Minimum probability of error for asynchronous Gaussian multiple-access channels. *IEEE Trans. on Info. Theory*, 1986, 32(1): 85 - 96.
- [2] Verdu S. Optimum multi-user asymptotic efficiency. *IEEE Trans. on Commun.*, 1986, 34(9): 890 - 897.
- [3] Lupas R, Verdu S. Linear multiuser detectors for code-division multiple-access channel. *IEEE Trans. on Info. Theory*, 1989, 35(1): 123 - 136.
- [4] Madhow U, Michael L. MMSE interference suppression for direct-sequence spread-spectrum CDMA. *IEEE Trans. on Commun.*, 1994, 42(12): 3178 - 3188.
- [5] 张贤达. 通信信号处理. 北京: 国防工业出版社, 2000:

- 445 – 454.
- [6] 杨淑媛, 焦李成, 刘芳. 一种免疫径向基网络多用户检测方法. 西安电子科技大学学报, 2004, 31(2): 209 – 213.
- [7] Buthainah, S. Multi-phase particle swarm optimization *Dissertation Abstracts International*, 2002, 63(3), Section: B, page: 1420.
- [8] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization. In IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Western Australia, 1995: 1942 – 1948.
- [9] Kennedy J, Eberhart R C. A discrete binary version of the particles swarm algorithm. In International Conference on Systems, Orlando, USA, 1997: 4104 – 4108.
- 阎 石: 男, 1979 年生, 助教, 从事数字信号处理的研究.
- 吕振肃: 男, 1946 年生, 教授, 硕士生导师, 从事数字信号处理、计算机控制的研究.